干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY

基于PSO-PNN模型的喀什噶尔绿洲耕地盐渍化分析

谢聪慧[1,2]， 吴世新[1]， 林 娟[3]， 庄庆威[4]， 张子慧[1,2]， 侯冠宇[1,2]， 罗格平[1]

（1. 中国科学院新疆生态与地理研究所荒漠与绿洲生态国家重点实验室，新疆 乌鲁木齐 830011；
2. 中国科学院大学，北京 100049；3. 新疆维吾尔自治区自然资源规划研究院，新疆 乌鲁木齐 830011；
4. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室，湖北 武汉 430079）

摘 要：盐渍化是构成绿洲农业低产的主要原因之一，也是农业开发和可持续发展的重要限制因素。为提高盐渍化耕地生产力，促进绿洲农业的可持续发展，以喀什噶尔绿洲耕地为研究对象，利用Landsat 8 OLI遥感影像数据提取遥感指数20个，利用土地利用数据计算研究区耕地开垦年限，用线性拟合的方法将用植被光合作用模型（VPM）模拟的植被净初级生产力（NPP）数据进行降尺度，将遥感指数同土壤采样及实测数据进行相关分析，得到优选的遥感特征变量，再用粒子群优化算法（PSO）优化的概率神经网络（PNN）模型进行盐渍化程度分类，得到研究区耕地盐渍化等级分布情况，后与研究区耕地开垦年限和NPP进行叠加分析。结果表明：（1）选取增强型植被指数（EVI）、盐分指数2（SI_2）、湿度指数（WI）、MSAVI-WI-SI特征空间（MWSI）、波段6（B6，2.11~2.29 μm）5个遥感参量通过PSO-PNN模型进行盐渍化程度反演准确率约为80%。（2）耕地开垦年限越大的区域盐渍化程度越低。新开垦的耕地主要分布在研究区东部，而研究区西部大都为开垦年限在45 a以上的老绿洲农业区。（3）耕地盐渍化严重降低了耕地农作物生产力。研究区耕地NPP较高的区域大都分布在西部，较低的区域大都分布在东部，与盐渍化程度等级分布大致相反。上述研究方法与结果可为后续使用遥感参量进行盐渍化反演的研究提供参考，对干旱半干旱区的盐渍化耕地改良具有一定的参考意义。

关 键 词：遥感（RS）；地理信息系统（GIS）；盐渍化反演；粒子群优化算法；概率神经网络
文章编号：

盐渍土是重要的耕地后备资源[1-3]，土壤盐渍化和次生盐渍化使人们赖以生存的耕地遭到破环，如果不及时阻止耕地盐渍化的扩散，将会对当地经济和社会发展造成巨大威胁[4-6]。目前，土壤盐渍化问题严重影响了喀什噶尔绿洲地区农业的稳定与可持续发展，喀什噶尔绿洲耕地占全疆总灌溉面积的1/10，亩均水量低于全疆平均水平[7-8]。喀什噶尔绿洲由于气候干旱少雨、地形闭塞、水利设施不配套等原因，形成了盐渍化较重、盐渍化耕地面积较大的绿洲农业区[9-13]。对大面积农田盐分信息的监测能够为喀什噶尔绿洲开展流域规划、合理配置农业资源提供科学依据，对区域生态保护和农业可持续发展具有重要意义。

对于土壤盐渍化监测，传统的方法主要是通过采集土壤样品进行室内化验分析。这种方法流程复杂、耗时耗力，无法进行大面积动态监测。而目前流行的遥感技术由于其获取简单、限制少，受到了研究人员的青睐，越来越多的人利用遥感技术进行盐渍化信息的获取[14-16]，并不断取得了一些进展[17-21]。另外，土壤盐渍化过程是一个动态的、强非线性的过程，受多种不同因素[22-24]相互作用的影响，这给如今的盐渍化评估工作带来了困难。近年来，机器学习方法由于其能够自主学习、数据处理速度快等特点被越来越多地应用于盐渍化研究中[25-28]，提高了盐渍化反演的精度，同时节约了大量人力物力。概率神经网络（PNN）是一种新型非线性神经网

收稿日期：2022-01-11； **修订日期**：2022-02-11
基金项目：中国科学院战略性先导科技专项（A类）项目（XDA23100201）；国家科技基础资源调查专项课题（2017FY101004）资助
作者简介：谢聪慧（1997-），女，硕士研究生，主要从事遥感与地理信息系统应用研究. E-mail: xieconghui19@mails.ucas.ac.cn
通讯作者：吴世新（1965-），男，博士，研究员，主要从事遥感与地理信息系统应用研究. E-mail: wushixin@ms.xjb.ac.cn

络模型[29-31]。PNN结构简单,训练时间短,需要人工调整的参数少,判定率高,不易陷入局部极值[32],因此,PNN经常被用于解决分类问题。由于算法简单、搜索速度快等优点,粒子群优化算法(PSO)被广泛应用于各算法优化中。为快速摸清喀什噶尔绿洲耕地盐渍化状况,探究盐渍化与植被生产力和耕地开垦年限的关系,本文采用PSO优化的PNN模型分析喀什噶尔绿洲耕地盐渍化程度分布,以期对当地盐渍化耕地管理和生态系统可持续发展提供参考。

1 研究区概况

研究区喀什噶尔绿洲(75°24′~78°00′E,38°25′~39°56′N)位于欧亚大陆内部,新疆西部,面积4.62×10⁷ km²,占流域面积4.02%,占新疆绿洲面积7.5%。喀什噶尔绿洲是典型的暖温带大陆干旱气候,降水稀少,夏季气候干旱炎热、蒸发强烈,冬季寒冷、光照充足,昼夜温差大[33]。喀什噶尔绿洲光照资源丰富,适宜瓜果等作物的生长,通过农业结构的调整,当地农业发展潜力较大[34],现已开发利用耕地26.4×10⁴ hm²。喀什噶尔绿洲具有悠久的农业历史,主产的棉花、粮食、特色果品在全疆占有重要地位。

2 数据与方法

2.1 数据来源

2.1.1 遥感影像数据 本文采用的遥感影像数据源为美国陆地资源卫星Landsat系列2020年Landsat 8 OLI影像,均由美国地质调查局USGS网站(https://glovis.usgs.gov/)下载获得,获取时间为4—9月。

2.1.2 耕地开垦年限 土地利用数据来自中国科学院资源环境遥感调查建立的全国土地利用数据集(NLUD)(https://www.resdc.cn/)。利用1975—2020年土地利用数据空间分析得出的研究区耕地开垦年限。耕地开垦年限具体计算方法为:通过将研究区1975—2020年共8期土地利用数据的叠加分析,得到研究区耕地开垦年限,并分为5个时段,分别为0~10 a,10~20 a,20~30 a,30~45 a及45 a以上。

2.1.3 土壤数据采样及实验测定 利用GPS定位在喀什噶尔绿洲耕地共选取130个代表性采样点(图1),并在2021年5月进行土壤采样工作,130个采样点的布设过程综合考虑了土壤类型、土地开垦年限和作物类型,其中,棉花地82个、小麦地17个、未耕种地7个、其他耕地24个。然后在实验室对130个土样的总盐、酸碱度(pH)、八大离子等指标进行了平行化验分析,测定方法均采用国家标准方法。

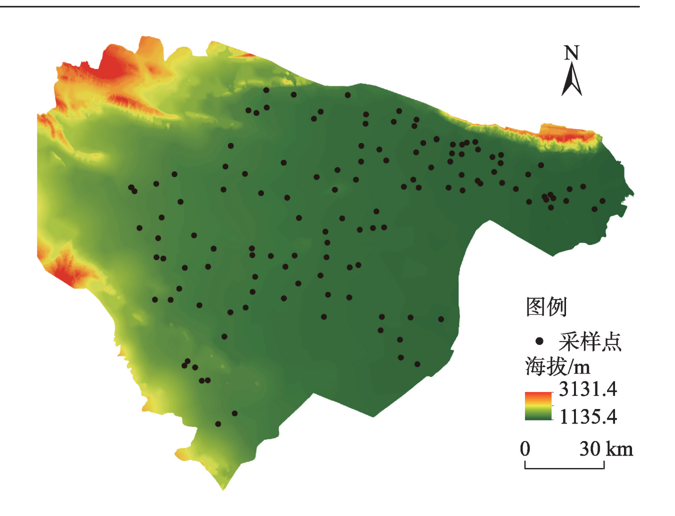


图1 研究区采样点分布

Fig. 1 Distribution of sampling points in the study area

2.1.4 NPP数据 NPP是指植被在单位时间和面积内积累的有机干物质总量,包括植物树枝、叶子和根部以及植物死亡部分的生产[35]。NPP可以在均匀尺度上反映生态系统生产力[36-37]。本文采用中国科学院完成的500 m分辨率NPP数据集。

2.2 研究方法

2.2.1 技术路线 本研究以喀什噶尔绿洲耕地为研究对象,运用RS/GIS技术,通过处理生长季6期landsat 8 OLI遥感数据提取植被指数3个、盐分指数4个、缨帽(K-T)变换因子2个、下垫面反射因子2个、组合指数特征空间3个、波段反射率因子6个,用线性拟合的方法将植被NPP数据进行降尺度,并通过土地利用数据提取研究区耕地开垦年限,将20个遥感参量同土壤采样及实测数据进行相关分析,得到优选的遥感特征变量;通过粒子群优化算法(PSO)优化的概率神经网络(PNN)模型进行盐渍化程度分类,得到研究区耕地盐渍化程度分布,并将耕地盐渍化程度与开垦年限和植被生产力进行叠加,分析耕地盐渍化与耕地开垦年限的关系以及耕地盐渍化对耕地生产力的影响程度,为干旱与半干旱区盐渍化反演研究以及当地盐渍化耕地管理提供参考(图2)。

2.2.2 遥感指数特征变量 候选的遥感指数特征变量主要有植被指数3个、盐分指数4个、K-T变换因子2个、下垫面反射因子2个、组合指数特征空间3

注：NPP为植被净初级生产力；K-T变换为缨帽变换；PNN为概率神经网络；PSO为粒子群优化算法。

图2 技术路线

Fig. 2 Technical route

个、波段反射率因子6个(表1)[38-45]：

2.2.3 相关分析 为探究遥感特征变量与实地采样点盐分之间的相关性，采用Pearson相关系数表示各变量之间的相关性。

$$r_{xy}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \tag{1}$$

式中：r_{xy}为实地采样点样本总盐含量与遥感指数之间的相关系数；x_i为实地采样点样本总盐含量(mg·g^{-1})；y_i为实地采样点遥感指数；$\bar{x}$为实地采样点样本总盐含量平均值(mg·g^{-1})；$\bar{y}$为实地采样点遥感指数平均值；n为样本数。

Pearson相关系数的检验统计量为：

$$T=\frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \tag{2}$$

式中：T为Pearson相关系数的检验统计量；r为相关系数；n为样本数。

2.2.4 NPP数据降尺度 本文通过线性拟合的方法转换成30 m分辨率的NPP数据，然后通过裁剪得到研究区耕地NPP数据。具体方法为：

基于30 m分辨率的土地利用图，将土地利用类型图根据需要重新分类。首先遍历所有像元，判断NPP栅格图像中的每个像元是否是纯像元，提取出纯像元NPP及其对应的中等分辨率增强型植被指数(EVI)像元值；然后将每种土地利用类型对应的纯像元EVI数据同NPP数据进行线性拟合，线性拟合使用的是接口描述语言(IDL)中的linfit函数，分别得到每种土地利用类型对应的NPP与EVI之间的拟合公式[46]：

$$NPP_c=a\times EVI_p+b \tag{3}$$

式中：NPP_c为纯像元对应的低空间分辨率植被生产力；EVI_p为纯像元对应的EVI值；a、b为待拟合参数。基于拟合公式所得的参数a、b及植被生长季高空间分辨率的EVI_q，实现研究区高空间分辨率NPP的估算[46]：

$$NPP_d=a\times EVI_q+b \tag{4}$$

式中：NPP_d为计算所得的高分辨率植被生产力数据；EVI_q为植被生长季遥感影像经过波段运算后得

表1　遥感指数特征变量

Tab. 1　Characteristic variable of remote sensing index

类别	名称	公式
植被指数	归一化植被指数(NDVI)	$(NIR-R)/(NIR+R)$
	增强型植被指数(EVI)	$2.5\times\frac{(NIR-R)}{(NIR-6\times R-7.5\times B+1)}$
	修改型土壤调节植被指数(MSAVI)	$\left[(2\times NIR+1)-\sqrt{(2\times NIR+1)^2-8\times(NIR-R)}\right]\div 2$
盐分指数	盐分指数(SI)	$\sqrt{B\times R}$
	归一化盐分指数(NDSI)	$\frac{R-NIR}{R+NIR}$
	盐分指数2(SI_2)	$\sqrt{G^2+R^2}$
	盐分指数3(SI_3)	$\sqrt{G^2+R^2+NIR^2}$
K-T变换因子	湿度指数(WI)	$0.1511\times B+0.1972\times G+0.3283\times R+0.3047\times NIR-0.7117\times SWIR_1-0.4559\times SWIR_2$
	绿度指数(GVI)	$-0.16\times B-0.28\times G-0.49\times R+0.79\times NIR+0.0002\times SWIR_1-0.14\times SWIR_2$
下垫面反射因子	地表反照率(Albedo)	$0.356\times B+0.130\times R+0.373\times NIR+0.085\times SWIR_1+0.072\times SWIR_2-0.0018$
	Fe_2O_3 质量分数($I_{Fe_2O_3}$)	$\frac{R}{B}$
多维特征空间	MSAVI-WI特征空间(MWI)	$\sqrt{(MSAVI-1)^2+(WI-1)^2}$
	NDVI-SI特征空间(SDI)	$\sqrt{(NDVI-1)^2+SI^2}$
	MSAVI-WI-SI特征空间(MWSI)	$\sqrt{(MSAVI-1)^2+(WI-1)^2+SI^2}$
波段反射率因子	波段2~7(B2、B3、B4、B5、B6、B7)	B、G、R、NIR、$SWIR_1$、$SWIR_2$

注:K-T变换为缨帽变换;NIR为近红外波段;R为红波段;B为蓝波段;G为绿波段;$SWIR_1$为 短波红外1波段(1.57~1.65 μm);$SWIR_2$ 为短波红外2波段(2.11~2.29 μm)。

到的生长季30 m分辨率EVI数据;a、b 为拟合参数。

NPP验证数据来自于2000—2019年新疆统计年鉴。其中农业统计包含各县级行政单位的数据,并具有连续记录,因此将统计数据应用于NPP模型模拟结果验证是可行的。NPP验证方法是基于作物产量和面积数据进行验证的。该方法的原理如下:根据不同作物收获部位的含水量和收获指数值,将农业统计得到的各种作物产量转化为植被碳储量,公式如下[47]:

$$NPP=\sum_{i=1}^{N}\frac{Y_i\times(1-MC_i)\times 0.45}{HI_i\times 0.9}\Big/\sum_{i=1}^{N}A_i \tag{5}$$

式中:N 为作物类型的数量;Y_i 为作物 i 的总产量(g);A_i 为作物 i 的收获面积(m^2);MC_i 为收获部分作物 i 的水分含量($g\cdot g^{-1}$);HI_i 为作物 i 的收获指数。

经过Pearson相关性检验表明,降尺度得到的NPP数据集和验证数据之间的相关性是显著的(R^2=0.64,P<0.001),所以降尺度得到的NPP数据可用于本次研究。

2.3 盐渍化估测模型

2.3.1 概率神经网络(PNN)模型　与传统BP网络相比,PNN网络学习简单、训练速度快、收敛性好。该网络在网络结构上也更加灵活,具有非常好的容错性,特别适合解决模式分类问题。PNN有输入层、隐含层、求和层和输出层。通过高斯函数运算,PNN模型的输出可以接近非线性。PNN的分类过程为:首先,需要将样本代入模型输入层,然后对样本进行归一化处理以消除量纲影响,并将处理后的变量代入隐含层进行高斯运算,进而将隐含层的结果代入求和层并进行求和与相关计算,最后得到盐渍化程度分类并输出。

2.3.2 粒子群优化(PSO)算法　平滑参数是PNN模型训练的关键参数,影响分类和拟合预测结果。本文采用PSO算法[48-51]寻找最优参数,PSO算法的流程图如图3所示。

2.3.3 误差检验方法　耕地盐渍化估测模型一般采用交叉验证的方法与独立数据集验证的方法对估测结果进行严格的精度验证[52]。独立数据集验证方法是一种更加直接的估计空间不确定性的方法,验证的流程为在所有的样本中,选择大部分样本用来进行机器学习,之后用剩余的样本进行精度验证,通过对比模拟值与真实值之间的接近程度来判断估测结果的优劣性,本文选择独立数据集验证方法。

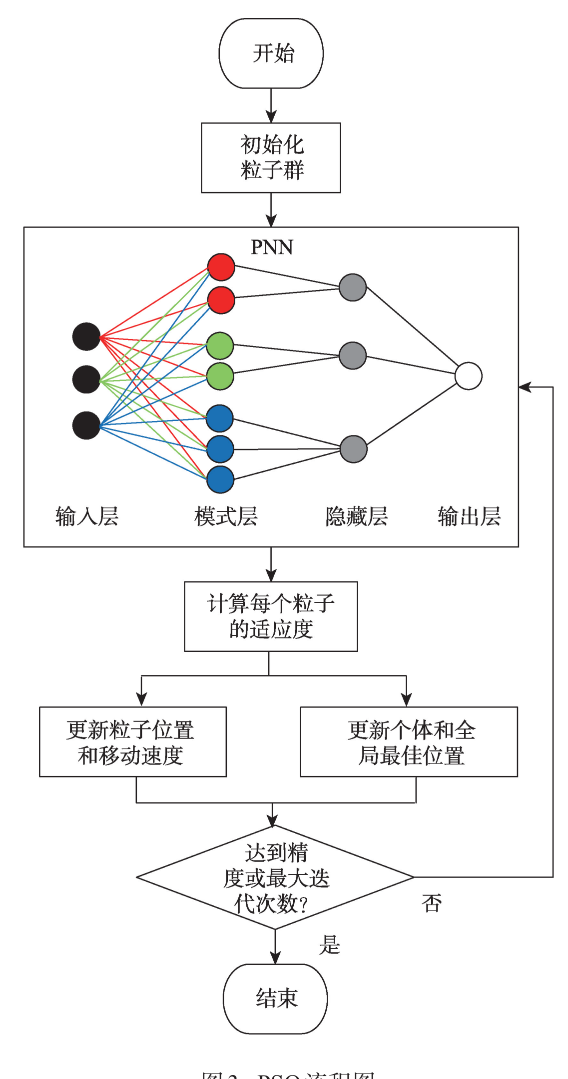


图3 PSO流程图

Fig. 3 Flow chart of particle swarm optimization (PSO)

3 结果与分析

3.1 盐渍化估测分析模型建立

3.1.1 遥感参量选取 将采样点处的遥感指数同总盐进行Pearson相关分析(图4),从每类指标中选取显著相关且代表性强的遥感参量。从图4可以看出,在研究区中,与总盐呈正相关的有波段2(B2)、波段3(B3)、波段4(B4)、波段6(B6)、波段7(B7)、MSAVI-WI-SI特征空间(MWSI)、NDVI-SI特征空间(SDI)、MSAVI-WI特征空间(MWI)、地表反射率(Albedo)、盐分指数3(SI_3)、盐分指数2(SI_2)、归一化盐分指数(NDSI)、盐分指数(SI);与总盐呈负相关的有波段5(B5)、Fe_2O_3质量分数($I_{Fe_2O_3}$)、绿度指数(GVI)、湿度指数(WI)、修改型土壤调节植被指数(MSAVI)、增强型植被指数(EVI)、归一化植被指数(NDVI)。其中,与总盐不显著相关的指标有B5、$I_{Fe_2O_3}$、MSAVI;在$P<0.05$水平下相关的指标有SI_3;在$P<0.01$水平下相关的指标有B3、B2、SDI、Albedo、GVI、SI;在$P<0.001$水平下相关的指标有B7、B4、MWI、NDSI、NDVI、B6、MWSI、WI、SI_2、EVI。本文选取植被指数EVI、盐分指数SI_2、K-T变换因子WI、多维特征空间MWSI、波段反射率因子B6共5个遥感参量来进行盐渍化程度反演。

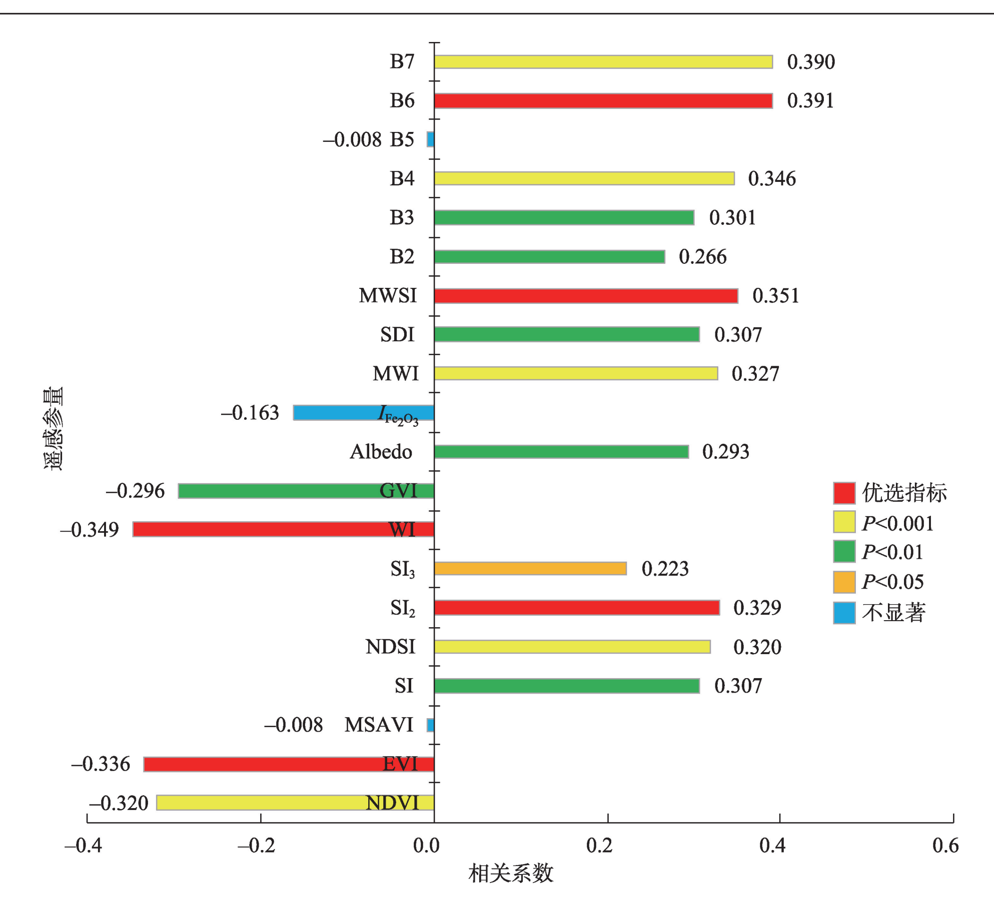
3.1.2 耕地盐渍化程度估测 在进行机器学习时,将EVI、SI_2、WI、MWSI、B6共5个遥感参量做为模型的输入参量,根据总盐将112个样本平均分成6级(表2),取80个训练样本进行训练,然后将剩下的32个样本用来测试准确率。PSO优化的学习因子取1.49445,进化次数取200,种群规模取50,最终得到的最优平滑参数在0.5左右,将平滑参数取0.5带入PNN预测模型中,得到研究区耕地盐渍化程度分级,共6级,经测试集检验分类正确率为80%左右。

从图5可以看出,研究区内盐渍化程度级别从左到右逐渐升高。全区盐渍化程度占比最高的是第三级和第四级,分别占了研究区耕地面积的37.58%和35.20%,其次为第一级和第六级,分别占了研究区耕地面积的14.78%和11.65%,占比最少的是第二级和第五级,分别占了研究区耕地面积的0.07%和0.72%。除此之外,研究区耕地盐渍化水平在第一至第三级的区域占比为52.43%,在第四至第六级的区域占比为47.57%,略小于盐渍化水平在第一至第三级的区域面积。

从表3中可以看出,平均盐渍化程度由低到高的县市依次为阿克陶县、疏附县、喀什市、疏勒县、英吉沙县、阿图什市、岳普湖县、伽师县,其耕地盐渍化水平在第一到第三级的区域面积依次递减,耕地盐渍化水平在第四到第六级的区域面积依次递增。伽师县耕地面积最多,有2162.34 km^2,但其耕地盐渍化水平却不容乐观,盐渍化水平在第四至第六级的区域面积占了60.52%。除此之外,阿图什市、英吉沙县、喀什市的耕地盐渍化等级属于第六级的面积占比都超过15%,证明在这些区域,尤其是阿图什市东部、英吉沙县东部和北部、喀什市东部,盐渍化程度较重。

3.2 耕地盐渍化程度与开垦年限和植被生产力的关系

3.2.1 耕地盐渍化程度与开垦年限的关系 从表4中可以看出,近10 a研究区新开垦耕地达2015.73



注：B7为波段7；B6为波段6；B5为波段5；B4为波段4；B3为波段3；B2为波段2；MSAVI为修改型土壤调节植被指数；SDI为NDVI-SI特征空间；MWI为MSAVI-WI特征空间；$I_{Fe_2O_3}$ 为 Fe_2O_3 质量分数；Albedo为地表反射率；GVI为绿度指数；WI为湿度指数；SI$_3$为盐分指数3；SI$_2$为盐分指数2；NDSI为归一化盐分指数；SI为盐分指数；MWSI为MSAVI-WI-SI特征空间；EVI为增强型植被指数；NDVI为归一化植被指数。

图4 候选指标与总盐的相关性

Fig. 4 Correlation between candidate indices and total salt

表2 样本分级

Tab. 2 Sample grading

盐渍化程度等级	总盐/mg·g^{-1}
第一级	0.00~3.05
第二级	3.05~7.42
第三级	7.42~11.30
第四级	11.30~12.60
第五级	12.60~13.90
第六级	13.90~17.60

km^2，45 a以上的老耕地有4266.72 km^2。在近10 a新开垦耕地中，有27.03%的耕地盐渍化程度等级在第六级，仅有1.27%的新开垦耕地在第一级，可见新开垦耕地盐渍化程度较高。在耕地开垦年限大于45 a的区域，耕地盐渍化程度属于第一级的区域占比为22.83%，仅有4.32%的耕地盐渍化程度属于第六级，可见耕地开垦年限越大的区域盐渍化程度越低。

从图6中可以看出，研究区新增耕地大都分布在东部，与盐渍化程度等级分布大概一致，在盐渍化程度等级高的区域，耕地开垦年限较低。新开垦的耕地主要分布在伽师县、阿图什市东部、岳普湖

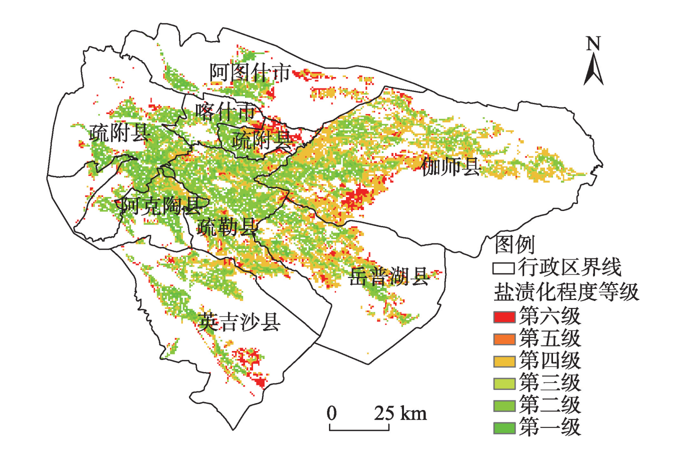


图5 喀什噶尔绿洲耕地盐渍化分级

Fig. 5 Classification of cultivated land salinization in Kashgar Oasis

表3 喀什噶尔绿洲各市县耕地盐渍化等级面积占比

Tab. 3 Proportion of the graded area of cultivated land salinization in the cities and counties of Kashgar Oasis

市县	盐渍化等级占比/%								总面积/km²
	第一级	第二级	第三级	第一至第三级	第四级	第五级	第六级	第四至第六级	
阿克陶县	25.01	0.14	46.38	71.53	21.41	1.67	5.39	28.47	463.77
疏附县	25.05	0.05	42.68	67.78	20.20	1.27	10.76	32.22	1030.86
喀什市	22.25	0.00	43.28	65.53	18.07	0.75	15.65	34.47	215.64
疏勒县	15.40	0.07	43.74	59.21	33.44	0.67	6.69	40.79	1292.31
英吉沙县	15.58	0.05	37.43	53.05	27.81	0.86	18.28	46.95	752.85
阿图什市	20.41	0.00	30.65	51.06	26.89	0.66	21.39	48.94	423.36
岳普湖县	10.92	0.11	33.13	44.16	43.42	0.42	12.00	55.84	985.23
伽师县	6.95	0.07	32.46	39.48	48.53	0.40	11.60	60.52	2162.34
总计	14.78	0.07	37.58	52.43	35.20	0.72	11.65	47.57	7326.36

表4 喀什噶尔绿洲耕地开垦年限和盐渍化的关系

Tab. 4 Relationship between the age of cultivated land reclamation and salinization in Kashgar Oasis

耕地开垦年限/a	盐渍化等级占比/%						总面积/km²
	第一级	第二级	第三级	第四级	第五级	第六级	
0~10	1.27	0.08	13.24	57.28	1.09	27.03	2015.73
11~20	3.98	0.04	25.50	53.93	1.09	15.45	486.27
21~30	9.58	0.11	37.60	42.82	1.29	8.61	167.31
31~45	12.17	0.05	43.83	34.29	0.83	8.83	390.33
>45	22.83	0.07	49.89	22.42	0.47	4.32	4266.72
总计	14.78	0.07	37.58	35.20	0.72	11.65	7326.36

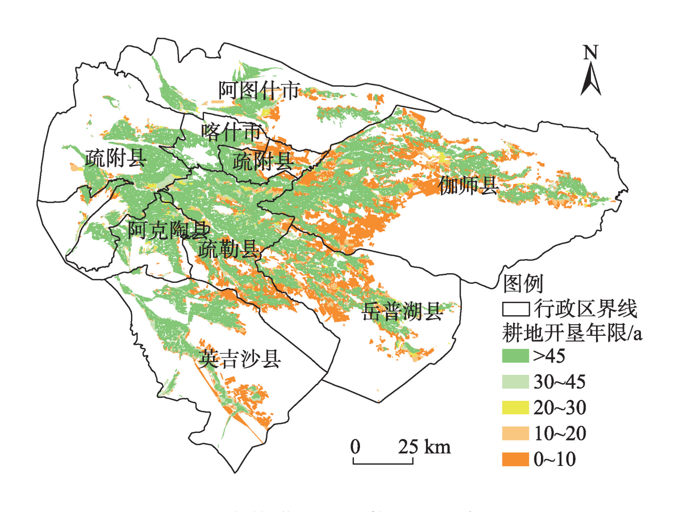


图6 喀什噶尔绿洲耕地开垦年限

Fig. 6 Age of cultivated land in Kashgar Oasis

县、疏附县东部、英吉沙县东部和北部。而疏附县西部、阿克陶县新开垦耕地较少，大都为开垦年限在100 a以上的老绿洲农业区。耕地开垦年限较小的盐渍化耕地主要位于研究区东部。

不同地区的气候、生态环境不同，在新疆，原本就存在很多盐分含量较高的盐渍化土地，这些地区如果不充分进行盐渍化治理就开垦，就会自然而然变成盐渍化耕地。一些自然环境和土壤质量较好的土地，如果开垦后灌溉用水不合理也会导致盐渍化。研究区内的耕地开垦年限越小，盐渍化程度越重，其自然因素主要是后期开垦的耕地多位于河流下游和绿洲边缘，开垦的多为戈壁滩之类的未利用地，土地条件比较差。早期开垦的耕地土壤条件较好，多位于河流上中游和绿洲内部，开垦的多为草地、林地。人为因素主要是随着耕地开垦年限的增加，人们治理盐渍化耕地的科学技术手段不断改善，农业活动对耕地的改良和治理效果逐渐显现。另外，由于管理水平不一和自然条件不同，研究区东西部农业活动存在差异，地势也西高东低，盐分容易随地下水和地表水从西部流向东部，到了东部平原地区，水流变缓，土壤盐分逐渐累积，使东部地区更易

发生盐渍化[53]，因此，盐渍化程度较强的区域大都发生在研究区东部。

3.2.2 耕地盐渍化对生产力的影响 从表5中可以看出，研究区盐渍化程度等级越低，耕地NPP越大。盐渍化程度等级为第一级和第二级的耕地平均NPP最大，为718.93 $g\cdot m^{-2}\cdot a^{-1}$。盐渍化程度等级为第五级和第六级的耕地平均NPP较小，为639.08 $g\cdot m^{-2}\cdot a^{-1}$。盐渍化程度等级为第三级和第四级的耕地面积最大，为5210.91 km^2，平均NPP为674.90 $g\cdot m^{-2}\cdot a^{-1}$。

从图7中可以看出，研究区耕地NPP较高的区域大都分布在西部，耕地NPP较底的区域大都分布在东部，与盐渍化程度等级分布大致相反。NPP较低的耕地主要分布在伽师县、阿图什市东部、岳普湖县、疏附县东部、英吉沙县东部和北部，而疏附县西部、阿克陶县耕地NPP较高，因此耕地盐渍化对耕地农作物生产力的影响比较显著，在盐渍化程度等级高的区域，耕地NPP较低，在盐渍化程度等级低的区域，耕地NPP较高。

表5 喀什噶尔绿洲耕地不同盐渍化等级面积及对应NPP

Tab. 5 Area of different salinization grades of cultivated land and its corresponding NPP in Kashgar Oasis

盐渍化等级	面积/km^2	NPP/$g\cdot m^{-2}\cdot a^{-1}$
第一级	1063.80	719.33
第二级	4.86	630.39
第一至第二级	1068.66	718.93
第三级	2695.77	696.29
第四级	2515.14	651.98
第三至第四级	5210.91	674.90
第五级	50.13	636.22
第六级	808.47	639.25
第五至第六级	858.60	639.08

注：NPP为植被净初级生产力。

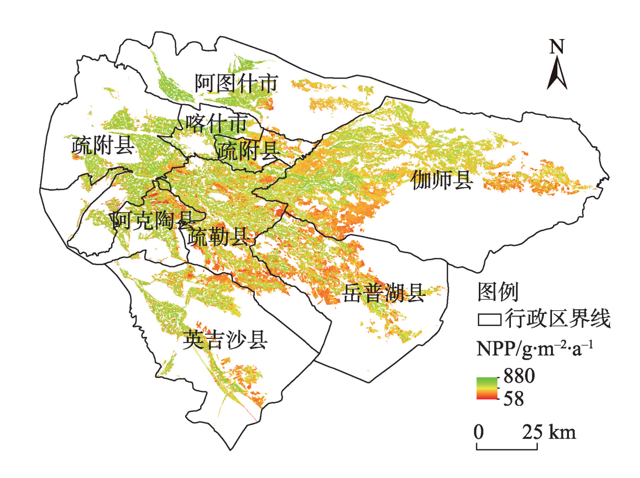


图7 喀什噶尔绿洲耕地植被NPP

Fig. 7 Vegetation NPP of cultivated land in Kashgar Oasis

盐碱土排水不畅、不易疏干，土壤中酶的活性受到抑制，微生物的代谢也受到影响，从而使土壤肥力变差、养分利用率变低、土壤板结、透气性差，植物生长也受到抑制。另外，盐碱地中的土壤孔隙较小，无论是化学性状还是物理性状都较差，非常不利于农作物的生长。经实地采样观察，喀什噶尔绿洲绝大部分地区的耕地采用了滴灌方式，少数区域采用渠灌、漫灌方式，盐渍化耕地中多有少量杂草，主要在未耕种的区域上，作物长势较好或盐渍化严重的耕地中杂草极少，西部老农业区大部分盐渍化耕地中盐斑较少或不明显，植被覆盖率高。东部盐渍化耕地中盐斑明显，作物出苗及长势较差，往往还有明显连片的无植被覆盖区域。从盐渍化耕地的分布位置来看，多分布于农区边缘、老农区外部新垦区域。另外，有不少地块被弃耕，未耕种的原因存在多样化。总体来讲主要是当地年轻人有很多不愿意在农田耕作，农田管理水平不一，再加上当地气候干旱、降水稀少，有伴随着风沙侵袭等自然灾害，很多耕地无法继续耕种。总的来说，耕地盐渍化是人为作用下的自然灾害，它对土地生产力有着难以逆转的危害。

4 结 论

（1）本文选取EVI、SI_2、WI、MWSI、B6共5个遥感参量通过PSO-PNN模型进行盐渍化程度反演准确率约为80%。

（2）耕地开垦年限越大的区域盐渍化程度越低。在盐渍化程度等级高的区域，耕地开垦年限较低。新开垦的耕地主要分布在研究区东部，盐渍化程度较高。而研究区西部新开垦耕地较少，大都为开垦年限在45 a以上的老绿洲农业区，盐渍化程度较低。

（3）耕地盐渍化对耕地农作物生产力的影响比较显著。研究区耕地NPP较高的区域大都分布在西部，与盐渍化程度等级分布大致相反，在盐渍化程度等级高的区域，耕地NPP较低，盐渍化程度等级越低，耕地NPP越大。

本文选取EVI、SI_2、WI、MWSI、B6共5个遥感参量通过PSO-PNN模型进行盐渍化程度反演，适用于

研究区的盐渍化反演,但此方法对于其他区域的盐渍化反演研究的普适性还有待进一步研究。另外,本文选取了Landsat 8 OLI数据的质量、影像的分辨率等会对研究结果造成一定的影响,受选取样点数量、采样路线通达性、前期预判等条件限制,选取的采样点有一定的局限性,遥感影像处理过程中由于影像质量等原因有一定的不确定性。在以后的盐渍化反演中可尝试不同遥感影像和不同模型参数来进行研究。

参考文献(References)

[1] Mahmoud A A, Shabbir A S, Yasser R O. Soil salinity mapping model developed using RS and GIS: A case study from Abu Dhabi, United Arab Emirates[J]. European Journal of Scientific Research, 2010, 26(3): 342-351.

[2] 丁建丽, 姚远, 王飞. 基于三维光谱特征空间的干旱区土壤盐渍化遥感定量研究[J]. 土壤学报, 2013, 50(5): 853-861. [Ding Jianli, Yao Yuan, Wang Fei. Quantitative remote sensing of soil salinization in arid regions based on three dimensional spectrum eigen spaces[J]. Acta Pedologica Sinica, 2013, 50(5): 853-861.]

[3] Peng J, Biswas A, Jiang Q S, et al. Estimating soil salinity from remote sensing and terrain data in southern Xinjiang Province, China [J]. Geoderma, 2018, 337: 1309-1319.

[4] 谭军利, 康跃虎, 焦艳平, 等. 不同种植年限覆膜滴灌盐碱地土壤盐分离子分布特征[J]. 农业工程学报, 2008, 24(6): 59-63. [Tan Junli, Kang Yuehu, Jiao Yanping, et al. Characteristics of soil salinity and salt ions distribution in salt-affected field under mulch-drip irrigation in different planting years[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(6): 59-63.]

[5] 刘圣锋, 高柏, 张海阳, 等. 塔里木盆地西部地下水水质评价及氟化物富集特征——以阿克陶县为例[J]. 干旱区地理, 2021, 44(5): 1261-1271. [Liu Shengfeng, Gao Bai, Zhang Haiyang, et al. Evaluation of groundwater quality and fluoride enrichment characteristics in western Tarim Basin: A case study of Akto County[J]. Arid Land Geography, 2021, 44(5): 1261-1271.]

[6] 梁萌, 米晓军, 李晨华, 等. 新疆准噶尔盆地未开垦盐碱土盐分与盐生植被多样性分析[J]. 干旱区地理, 2022, 45(1): 185-196. [Liang Meng, Mi Xiaojun, Li Chenhua, et al. Salinity characteristics and halophytic vegetation diversity of uncultivated saline-alkali soil in Junggar Basin, Xinjiang[J]. Arid Land Geography, 2022, 45(1): 185-196.]

[7] 苏里坦, 阿不都·沙拉木, 宋郁东. 膜下滴灌水量对土壤水盐运移及再分布的影响[J]. 干旱区研究, 2011, 28(1): 79-84. [Su Litan, Salamu Abdu, Song Yudong. Effects of drip irrigation volume on soil water-salt transfer and its redistribution[J]. Arid Zone Research, 2011, 28(1): 79-84.]

[8] 刘恒, 钟华平, 顾颖. 西北干旱内陆河区水资源利用与绿洲演变规律研究——以石羊河流域下游民勤盆地为例[J]. 水科学进展, 2001, 12(3): 378-384. [Liu Heng, Zhong Huaping, Gu Ying. Water resources development and oasis evolution in inland river basin of arid zone of northwest China: A case study of Minqin Basin of Shiyang River[J]. Advances in Water Science, 2001, 12(3): 378-384.]

[9] 虎胆·吐马尔白, 赵永成, 马合木江·艾合买提, 等. 北疆常年膜下滴灌棉田土壤盐分积累特征研究[J]. 灌溉排水学报, 2016, 35(1): 1-5. [Tumalbai Hudan, Zhao Yongcheng, Aihemat Mahemujiang, et al. Study on characteristics of cotton field soil accumulation under perennial mulched drip irrigation in northern Xinjiang [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2016, 35(1): 1-5.]

[10] 吴亚坤, 刘广明, 杨劲松, 等. 基于反距离权重插值的土壤盐分三维分布解析方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(3): 100-106. [Wu Yakun, Liu Guangming, Yang Jinsong, et al. Interpreting method of region soil salinity 3D distribution based on inverse distance weighting[J]. Transactions of the China Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(3): 100-106.]

[11] 董积忠. 喀什地区耕地土壤盐渍化现状及改良对策[J]. 新疆农业科技, 2013(5): 34-35. [Dong Jizhong. Current situation and improvement countermeasures of soil salinization in cultivated land in Kashgar[J]. Xinjiang Agricultural Science and Technology, 2013 (5): 34-35.]

[12] 阿不都拉·阿不力孜. 于田绿洲土壤盐分分布特征及其生态效应[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2016. [Abuliz Abdullah. Characteristics of soil salinity distribution and its ecological effects in Yutian Oasis[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2016.]

[13] 曹雷, 丁建丽, 于海洋. 渭-库绿洲多尺度景观格局与盐度关系[J]. 农业工程学报, 2016, 32(3): 101-110. [Cao Lei, Ding Jianli, Yu Haiyang. Relationship between multi-scale landscape pattern and salinity in Weigan and Kuqa rivers delta oasis[J]. Transactions of the China Society of Agricultural Engineering, 2016, 32 (3): 101-110.]

[14] 牛增懿, 丁建丽, 李艳华, 等. 基于高分一号影像的土壤盐渍化信息提取方法[J]. 干旱区地理, 2016, 39(1): 171-181. [Niu Zengyi, Ding Jianli, Li Yanhua, et al. Soil salinization information extraction method based on GF-1 image[J]. Arid Land Geography, 2016, 39(1): 171-181.]

[15] 梁静, 丁建丽, 王敬哲, 等. 基于反射光谱与Landsat 8 OLI多光谱数据的艾比湖湿地土壤盐分估算[J]. 土壤学报, 2019, 56(2): 72-82. [Liang Jing, Ding Jianli, Wang Jingzhe, et al. Quantitative estimation and mapping of soil salinity in the Ebinur Lake wetland based on Vis-NIR reflectance and Landsat 8 OLI data[J]. Acta Pedologica Sinica, 2019, 56(2): 72-82.]

[16] 郭鹏, 李华, 陈红艳, 等. 基于光谱指数优选的土壤盐分定量光谱估测[J]. 水土保持通报, 2018, 38(3): 193-199. [Guo Peng, Li Hua, Chen Hongyan, et al. Quantitative spectral estimation of soil salinity based on optimum spectral indices[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2018, 38(3): 193-199.]

[17] 阿尔达克·克里木. 艾比湖流域盐渍化土壤的多光谱和高光谱遥感反演与生态效应研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2016.

[Kerimu Aldak. Multispectral and hyperspectral remote sensing inversion and ecological effects of salinized soils in the Lake Aibi Basin[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2016.]

[18] 依力亚斯江·努尔麦麦提. 土壤盐渍化微波遥感监测及其风险定量估计研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2016. [Nuermaiti Yiliyasijiang. Research on microwave remote sensing monitoring of soil salinization and its risk quantitative estimation[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2016.]

[19] 丁建丽, 张喆, 李鑫, 等. 中亚土库曼斯坦绿洲土壤盐渍化动态演变评估[J]. 干旱区地理, 2013, 36(4): 571−578. [Ding Jianli, Zhang Zhe, Li Xin, et al. Assessment of dynamic evolution on soil salinization of an oasis in Turkmenistan of Central Asia[J]. Arid Land Geography, 2013, 36(4): 571−578.]

[20] 丁建丽, 瞿娟, 孙永猛, 等. 基于MSAVI-WI特征空间的新疆渭干河-库车河流域绿洲土壤盐渍化研究[J]. 地理研究, 2013, 32(2): 223−232. [Ding Jianli, Qu Juan, Sun Yongmeng, et al. The retrieval model of soil salinization information in arid region based on MSAVI-WI feature space: A case study of the delta oasis in Weigan-Kuqa watershed[J]. Geographical Research, 2013, 32(2): 223−232.]

[21] Allbed A, Kumar L, Aldakheel Y Y. Assessing soil salinity using soil salinity and vegetation indices derived from IKONOS high-spatial resolution imageries: Applications in a date palm dominated region[J]. Geoderma, 2014, 230−231: 1−8.

[22] Weng Y L, Gong P, Zhu Z L. A spectral index for estimating soil salinity in the Yellow River delta region of China using EO−1 Hyperion data[J]. Pedosphere, 2010, 20(3): 378−388.

[23] Dehni A, Lounis M. Remote sensing techniques for salt affected soil mapping: Application to the Oran region of Algeria[J]. Procedia Engineering, 2012, 33: 188−198.

[24] Ketata M, Gueddari M, Bouhlila R. Hydrodynamic and salinity evolution of groundwaters during artificial recharge within semi-arid coastal aquifers: A case study of El Khairat aquifer system in Enfidha (Tunisian Sahel) [J]. Journal of African Earth Sciences, 2014, 97: 224−229.

[25] Wei G F, Li Y, Zhang Z T, et al. Estimation of soil salt content by combining UAV-borne multispectral sensor and machine learning algorithms[J]. PeerJ, 2020, 8(2): e9087, doi: 10.7717/peerj.9087.

[26] Fu C B, Gan S, Yuan X P, et al. Determination of soil salt content using a probability neural network model based on particle swarm optimization in areas affected and non-affected by human activities [J]. Remote Sensing, 2018, 10(9): 1387, doi: 10.3390/rs10091387.

[27] 葛翔宇, 丁建丽, 王敬哲, 等. 基于竞争适应重加权采样算法耦合机器学习的土壤含水量估算[J]. 光学学报, 2018, 38(10): 393−400. [Ge Xiangyu, Ding Jianli, Wang Jingzhe, et al. Estimation of soil moisture content based on competitive adaptive reweighted sampling algorithm coupled with machine learning[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(10): 393−400.]

[28] 蔡亮红. 基于变量优选和ELM算法的土壤含水量估测研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2018. [Cai Lianghong. Prediction for soil water content based on variable preferred and extreme learning machine algorithm[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2018.]

[29] Specht D F. Probabilistic neural networks[J]. Neural Networks, 1990, 3(1): 109−118.

[30] De Oliveira M A, Inman D. Performance analysis of simplified Fuzzy ARTMAP and Probabilistic Neural Networks for identifying structural damage growth[J]. Applied Soft Computing, 2017, 52: 53−63.

[31] Sankari Z, Adeli H. Probabilistic neural networks for diagnosis of Alzheimer's disease using conventional and wavelet coherence[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2011, 197(1): 165−170.

[32] Tian A H, Fu C B, Yau H T, et al. A new methodology of soil salinization degree classification by probability neural network model based on centroid of fractional Lorenz chaos self-synchronization error dynamics[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(2): 799−810.

[33] 朱宏, 周宏飞, 陈小兵, 等. 新疆喀什地区的地下水资源特征分析[J]. 干旱区研究, 2005, 22(2): 153−155. [Zhu Hong, Zhou Hongfei, Chen Xiaobing, et al. Analysis on the characteristics of groundwater resources in Kashgar Prefecture, Xinjiang[J]. Arid Zone Research, 2005, 22(2): 153−155.]

[34] 毛炜峄, 孙本国, 王铁, 等. 近50年来喀什噶尔河流域气温、降水及径流的变化趋势[J]. 干旱区研究, 2006, 23(4): 531−538. [Mao Weiyi, Sun Benguo, Wang Tie, et al. Change trends of temperature, precipitation and runoff volume in the Kaxgar River Basin since recent 50 years[J]. Arid Zone Research, 2006, 23(4): 531−538.]

[35] Griggs D J, Noguer M. Climate change 2001: The scientific basis. Contribution of working group I to the third assessment report of the intergovernmental panel on climate change[J]. Weather, 2002, 57(8): 267−269.

[36] Jiang H L, Xu X, Guan M X, et al. Determining the contributions of climate change and human activities to vegetation dynamics in agro-pastural transitional zone of northern China from 2000 to 2015 [J]. Science of the Total Environment, 2020, 718: 134871, doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.134871.

[37] Xie C H, Wu S X, Zhuang Q W, et al. Where anthropogenic activity occurs, anthropogenic activity dominates vegetation net primary productivity change[J]. Remote Sensing, 2022, 14: 1092, doi: 10.3390/rs14051092.

[38] Ding J L, Yu D L. Monitoring and evaluating spatial variability of soil salinity in dry and wet seasons in the Werigan-Kuqa Oasis, China, using remote sensing and electromagnetic induction instruments[J]. Geoderma, 2014, 235−236: 316−322.

[39] Gu F X, Yu C, Zhang Y D, et al. Spatial and temporal dynamics of soil moisture and salinity in typical plant communities of Sangonghe Basin[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2003, 4890(1): 471−479.

[40] Wang H S, Jia G S. Satellite-based monitoring of decadal soil salinization and climate effects in a semi-arid region of China[J]. Ad-

vances in Atmospheric Sciences, 2012, 29(5): 1089-1099.

[41] Ali Baig M H, Zhang L F, Shuai T, et al. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance[J]. Remote Sensing Letters, 2014, 5(4-6): 423-431.

[42] Guo B, Yang F, Fan Y W, et al. Dynamic monitoring of soil salinization in Yellow River Delta utilizing MSAVI-SI feature space models with Landsat images[J]. Environmental Earth Sciences, 2019, 78(10): 308, doi: 10.1007/s12665-019-8319-8.

[43] Ma Z Q, Shi Z, Zhou Y, et al. A spatial data mining algorithm for downscaling TMPA 3B43 V7 data over the Qinghai-Tibet Plateau with the effects of systematic anomalies removed[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 200: 378-395.

[44] Said N, Henning B, Joachim H, et al. Modeling and mapping of soil salinity with reflectance spectroscopy and landsat data using two quantitative methods (PLSR and MARS)[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11): 10813-10834.

[45] Wang F, Ding J L, Wu M C. Remote sensing monitoring models of soil salinization based on NDVI-SI feature space[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(8): 168-173.

[46] 罗亮, 闫慧敏, 牛忠恩. 农田生产力监测中3种多源遥感数据融合方法的对比分析[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(2): 268-279. [Luo Liang, Yan Huimin, Niu Zhong'en. Comparative analysis on three multi-source remote sensing data fusion models in monitoring farmland productivity[J]. Journal of Geo-information Science, 2018, 20(2): 268-279.]

[47] Lobell D B, Hicke J A, Asner G P, et al. Satellite estimates of productivity and light use efficiency in united states agriculture, 1982-98[J]. Global Change Biology, 2002, 8(8): 722-735.

[48] Xue B, Zhang M J, Browne W N. Particle swarm optimization for feature selection in classification: A multi-objective approach[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(6): 1656-1671.

[49] Kuila P, Jana P K. Energy efficient clustering and routing algorithms for wireless sensor networks: Particle swarm optimization approach[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014, 33: 127-140.

[50] Ishaque K, Salam Z, Amjad M, et al. An improved particle swarm optimization (PSO)-based MPPT for PV with reduced steady-state oscillation[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2012, 27(8): 3627-3638.

[51] Chatterjee A, Siarry P. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(3): 859-871.

[52] 朱文会, 毛飞, 徐影, 等. 三江源区植被指数对气候变化的响应及预测分析[J]. 高原气象, 2019, 38(4): 693-704. [Zhu Wenhui, Mao Fei, Xu Ying, et al. Analysis on response of vegetation index to climate change and its prediction in the three-rivers-source region[J]. Plateau Meteorology, 2019, 38(4): 693-704.]

[53] 杨劲松, 姚荣江, 王相平, 等. 防止土壤盐渍化, 提高土壤生产力[J]. 科学, 2021, 73(6): 30-34, 2, 4. [Yang Jinsong, Yao Rongjiang, Wang Xiangping, et al. Prevent soil salinization and improve soil productivity[J]. Science, 2021, 73(6): 30-34, 2, 4.]

Analysis of cultivated land salinization in Kashgar Oasis based on PSO-PNN model

XIE Conghui[1,2], WU Shixin[1], LIN Juan[3], ZHUANG Qingwei[4], ZHANG Zihui[1,2], HOU Guanyu[1,2], LUO Geping[1]

(1. State Key Laboratory of Desert and Oasis Ecology, Xinjiang Institute of Ecology and Geography, Chinese Academy of Sciences, Urumqi 830011, Xinjiang, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Xinjiang Uygur Autonomous Region Institute of Natural Resources Planning, Urumqi 830011, Xinjiang, China; 4. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, Hubei, China)

Abstract: Salinization is one of the main causes of low yields in oasis agriculture and a major constraint and barrier to agricultural and sustainable development. In order to improve the productivity of saline-cultivated land and to promote the sustainable development of oasis agriculture, and taking the cultivated land of the Kashgar Oasis in Xinjiang, China, as the research object, this study used Landsat 8 OLI remote sensing image data to extract 20 remote sensing indices. It also calculated the reclamation age of cultivated land in the study area based on land use data and downscaled the vegetation net primary productivity (NPP) data simulated by the vegetation photosynthesis model using a linear-fitting method. In this analysis, soil sampling and measured data were used to obtain the relevant remote sensing characteristic variables, the probabilistic neural network (PNN) model of particle swarm optimization (PSO) optimization was used to classify the degree of salinization, and, finally, the distribution of the salinization level of cultivated land in the study area was obtained and then superimposed onto the cultivated land reclamation age and NPP in the study area. The following conclusions were reached: (1) In this paper, five remote sensing parameters: enhanced vegetation index (EVI), salinity index 2 (SI_2), humidity index (WI), MSAVI-WI-SI characteristic space (MWSI), and band 6 (B6, 2.11−2.29 μm), were selected to invert the degree of salinization using the PSO-PNN model, and this method was found to be effective for salinization inversion. (2) The greater the reclamation years of cultivated land, the lower the degree of salinization in the area. The newly reclaimed cultivated land is primarily located in the eastern part of the study area. The newly reclaimed cultivated land in the western part of the study area is more sparse and is mostly comprised of oasis agricultural areas with a land age of more than 45 years. (3) Salinization of cultivated land has significantly reduced its productivity. Most of the areas with a higher NPP of cultivated land are located in the west, and most of the lower areas are in the east, which is nearly the inverse of the hierarchical distribution of salinization degrees.

Key words: remote sensing (RS); geographic information system (GIS); salinization inversion; particle swarm optimization; probabilistic neural network